

Título – Actas das 5.^{as} Jornadas de Engenharia Hidrográfica

Autor – Instituto Hidrográfico

Tiragem – 70 exemplares

Edição e paginação – Instituto Hidrográfico, 2018

Impressão e acabamento – ACDPRINT, S.A.

ISBN – 978-989-705-128-9

Depósito Legal – 441477/18

Uma comparação de métodos para análise de registos de marés

D. Carinhas (1) e P. Infante (2)

- (1) Instituto Hidrográfico; IIFA/Universidade de Évora, dora.carinhas@hidrografico.pt.
(2) CIMA/IIFA e DMAT/ECT, Universidade de Évora.

Resumo: O movimento regular da maré é constantemente influenciado, a um menor ou maior grau, por efeitos meteorológicos. Em certas regiões do globo, inundações costeiras intensas podem ocorrer quando há a coincidência de fenómenos meteorológicos extremos, como tempestades tropicais ou tufões, com alturas de maré astronómica elevada. As condições meteorológicas são a principal causa das diferenças entre alturas de maré previstas e observadas, fazendo-se notar com maior intensidade nos períodos de Inverno. Este trabalho tem por objetivo apresentar uma revisão das principais metodologias de modelação e previsão de marés que provaram ser bem-sucedidas numa variedade de circunstâncias. Esses métodos incluem técnicas padrão de filtragem, como por exemplo filtros de Kalman, redes neuronais artificiais e métodos de análise por *wavelets*. Os métodos clássicos e os mais recentes foram revistos de forma sistemática e consistente, apresentando vantagens e desvantagens.

Palavras-chave: Marés, Modelação estatística, Previsão.

1. INTRODUÇÃO

Nos oceanos a maré traduz-se no movimento vertical da subida e descida da superfície livre e no escoamento horizontal das correntes devidas à atração exercida, principalmente, pelo Sol e pela Lua sobre a Terra. A maioria dos lugares sofre duas marés altas e duas marés baixas em cada dia (maré semidiurna). Os tempos e a amplitude das marés são influenciados pelo alinhamento do Sol e da Lua, pelo padrão de marés no oceano profundo e pela forma do litoral e batimetria perto da costa.

Os métodos convencionais de previsão de marés são baseados em análises harmónicas usando o método dos mínimos quadrados para determinar os parâmetros harmónicos. Os movimentos relativos da Terra, Lua e Sol provocam um número elevado de forças periódicas geradoras de maré. As variações da altura de água associadas podem ser representadas pela soma de um número finito de termos harmónicos aos quais se dá o nome de constituintes harmónicas (CH) da maré. As CH não dependem do tempo e, sendo típicas de cada porto, constituem a base fundamental para a caracterização da maré num dado local sendo que delas depende a boa qualidade das previsões. Dá-se o nome de análise harmónica ao processo matemático através do qual a maré observada num dado local é separada em constituintes harmónicas simples. A sua finalidade é determinar a amplitude H (em metros) e a fase g (em graus) das diferentes constituintes harmónicas da maré, a partir da série de alturas de maré registadas. Na prática, as CH vão ser calculadas como sendo os parâmetros da fórmula harmónica que melhor se ajusta à série temporal para cada porto. A importância da fórmula harmónica deve-se à sua universalidade, ou seja, serve para qualquer tipo de maré. A previsão de maré faz-se igualmente recorrendo à fórmula harmónica, sendo usado o nível médio adotado no lugar A0. O

programa de previsão utilizado no Instituto Hidrográfico utiliza 62 constituintes da maré astronómica. Devido a obras portuárias e fenómenos como a erosão e os assoreamentos, as características da maré num dado local sofrem atualizações ao longo do tempo, pelo que é de extrema importância a renovação frequente das CH (Pugh, 1987). Além disso, os métodos harmónicos tradicionais dependem de modelos baseados na análise de componentes astronómicas e podem ser inadequados quando a contribuição de componentes não-astronómicos, como o clima, é significativa. Outras abordagens alternativas foram desenvolvidas na literatura para lidar com essas situações e fornecer previsões com a precisão desejada, respeitando também o comprimento do registo de maré disponível (Pugh, 1987).

2. DESCRIÇÃO DOS MODELOS

2.1. Filtro de Kalman

O filtro de Kalman é um eficiente filtro recursivo que estima o estado de um sistema dinâmico linear a partir de uma série de medições ruidosas (Kalman, 1960).

A partir de valores iniciais, pode-se prever e ajustar os estados (parâmetros que variam no tempo) do modelo em cada nova medição, obtendo-se a estimativa do erro em cada atualização. A sua capacidade para incorporar os efeitos de erros e a sua estrutura computacional fazem com que este filtro tenha um amplo campo de aplicações, como visão computacional, navegação e posicionamento, meteorologia, economia, processamento digital de imagens, entre outros (Welch e Bishop, 2006). Em alguns aspetos, o problema de previsão do nível do mar é um candidato ideal para a filtragem de Kalman.

A aplicação mais convencional deste filtro destina-se ao problema geral de se estimar um vetor-estado de um tempo discreto num processo explicado pela

Equação (1), que possui uma medição de acordo com a Equação (2) (Welch e Bishop, 2006).

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

Nestas equações x_k e x_{k-1} representam os vetores de estado a serem estimados, das épocas k e $k-1$ (filtro e previsão) respetivamente; z_k é o vetor das observações, equivalente ao tempo atual k ; u_{k-1} é o vetor de variáveis de controlo de entrada; w_{k-1} e v_k representam os ruídos de estado e de medida, respetivamente, com distribuição normal e independentes; A é a matriz de descrição do estado no tempo anterior $k-1$ para o estado atual k ; B é a matriz de demonstração do controlo da entrada ao estado atual; e H é a matriz Jacobiana que descreve o estado para a medida z_k .

Welch e Bishop (2006) explicam que o Filtro de Kalman se divide em duas fases dentro da interação: a fase da previsão e a fase da correção. Na primeira fase, as equações atualizam e projetam com antecedência as estimativas da covariância do erro do estado atual, para obter as estimativas *a priori* para a próxima etapa. A fase de correção melhora as equações de atualização da variável e incorporam uma nova medida na estimativa *a priori*, para obter, a posteriori, um valor melhorado. As equações (3) e (4) compõem a fase de previsão, enquanto que as equações (5), (6) e (7) representam a fase de correção, permitindo que o algoritmo do filtro se comporte conforme apresentado na Figura 1.

$$x_k^- = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} \quad (3)$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + BQB^T \quad (4)$$

$$K_k = P_k^- H^T (HP_k^- H^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$x_k = x_k^- + K_k(z_k - Hx_k^-) \quad (6)$$

$$P_k = (I - K_k H)P_k^- \quad (7)$$

Nestas equações o sobrescrito representa o valor do parâmetro previsto; P_k é a matriz de estimativa da covariância do erro do estado; Q é a matriz de covariância do ruído do processo; R é a matriz de covariância do ruído das medidas, que indica a qualidade das observações; K_k representa a matriz do ganho de kalman para o vetor-estado; e I representa uma matriz identidade do ganho igual ao número de parâmetros a estimar.

Os modelos do nível do mar podem ser colocados na forma de espaço de estado sob alguns pressupostos, sendo a principal restrição a linearidade do modelo.

Um modelo adaptativo de previsão de maré de tempestade baseado no filtro de Kalman foi desenvolvido e aplicado ao porto interno de Macau (Mok *et al* 2016). O modelo foi testado com 40 casos de maré de tempestade induzida por ciclones tropicais. Previsões de até 3 horas apresentaram bons resultados. Contudo, quando o prazo de previsão se tornou mais longo para as 6 horas e as 9 horas, a

precisão do modelo diminuiu. Por conseguinte, o presente modelo é útil para alguns casos, como por exemplo, pequenas cidades como Macau, quando o aviso de cheias com um prazo de 3 horas é suficiente (Choi *et al*, 2000).

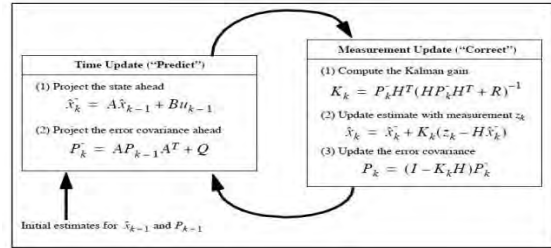


Fig. 1. Operação do filtro de Kalman (Welch e Bishop, 2006)

2.2. Transformada Wavelet

A transformada *Wavelet* é uma ferramenta matemática usada na análise de sinais. A transformada *wavelet* decompõe um sinal no número de sub-sinais de diferentes bandas de frequência. As técnicas de processamento de sinal anteriores, tais como a transformada de Fourier (FT) e a transformada de tempo curto de Fourier (STFT) têm grandes desvantagens em termos de informação de tempo e também em alta resolução. Na análise *wavelet*, o uso de uma janela modulada totalmente escalável resolve os problemas acima mencionados. Como na análise *wavelet*, a janela ou *wavelet* mãe é deslocada em todas as posições do sinal. Consequentemente, é possível calcular o espectro em cada posição do sinal. Basicamente, existem dois tipos de transformações *wavelet*: transformação de *wavelet* contínua e transformação *wavelet* discreta.

2.2.1. Transformada de Wavelet Contínua

A transformada contínua de *wavelets* (CWT) é definida em termos de dilatações e translações de uma função *wavelet* mãe e pode ser expressa como (Zhou, 2008; Kisi, 2009)

$$W_\psi f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (8)$$

O sinal transformado é uma função de duas variáveis a e b , parâmetro de escala e de translação, respetivamente, $\bar{\psi}$ denota o complexo conjugado de ψ , $f(t)$ é o sinal de entrada, função de transformação, chamada de *wavelet* mãe.

2.2.2. Transformada de Wavelet Discreta (DWT)

Como CWT produz N^2 coeficientes de um conjunto de dados de comprimento N , informações desnecessárias são bloqueadas dentro dos coeficientes, o que pode ou não ser uma propriedade desejável (Rajaei *et al.*, 2011). Considerando que ao usar a DWT é possível superar a dificuldade acima esta calcula coeficientes de *wavelet* em escalas discretas e posições no tempo

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t-b_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (9)$$

As grandezas m e n representam números inteiros que controlam a dilatação e a translação *wavelet*, respetivamente; $b_0 > 0$ é o parâmetro de localização; $a_0 > 1$ é uma etapa de dilatação fixa específica. As escolhas apropriadas para a_0 e b_0 dependem da função *wavelet*. A equação (9) pode ser escrita em notação mais compacta

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n) \quad (10)$$

Para uma série temporal discreta x_t , onde x_t ocorre em tempo discreto, a transformada *wavelet* diádica torna-se

$$W_{m,n}(t) = 2^{-\frac{m}{2}} \sum_{t=0}^{N-1} \psi(2^{-m}t - n) x_t \quad (11)$$

onde $W_{m,n}$ é o coeficiente *wavelet* para a *wavelet* discreta de escala $a = 2^m$ e localização $b = 2^m n$. A equação acima considera uma série temporal finita, x_t com $t = 0, 1, 2, \dots, N-1$ e N é uma potência inteira de 2 ($N = 2^M$); n é o parâmetro de translação do tempo. Os intervalos de m e n são dados, respetivamente, por $0 < n < 2^{M-m} - 1$ e $1 < m < M$.

A metodologia de análise de marés baseada em transformadas *wavelet* foi proposta, inicialmente, por Flinchem e Jay (2000) e é capaz de fornecer uma análise linear consistente da variação da maré.

É uma técnica de processamento de sinal com a capacidade de analisar a variabilidade de um sinal, quer no domínio da frequência, quer do tempo e permite detetar e analisar sinais não estacionários.

Este método é adequado quando interações de maré com topografia variável podem produzir grandes ondas internas (nomeadamente em rios).

2.3. Redes Neurais Artificiais

A rede neuronal artificial (RNA) é um método baseado em dados com estrutura matemática flexível que possui um conjunto interconectado de elementos ou nós de processamento simples, que emula a função dos neurónios no cérebro humano. Possui a capacidade de representar o relacionamento não-linear complexo e arbitrário entre a entrada e a saída de qualquer sistema. Matematicamente, uma RNA pode ser tratada como aproximadores universais, tendo a capacidade de aprender com exemplos sem a necessidade de física explícita. Depois de seleccionar o tipo de rede e o algoritmo de treino, a rede é inicialmente treinada mantendo o Erro Quadrático Médio como um avaliador de desempenho para otimizar os parâmetros como número neurónios, taxa de aprendizagem e coeficiente de impulso.

As Redes Neurais Artificiais foram aplicadas pela primeira vez à previsão das marés usando dados das marés diurnas e semidiurnas por Tsai e Lee (1999).

Lee (2004) aplicaram uma rede neuronal para prever diferentes tipos de marés. No entanto, os seus

métodos dependem de parâmetros harmónicos e não podem prever o nível de maré não-astronómica.

Cox *et al.* (2002) e Lee (2006) abordaram a previsão do nível de maré incluindo componentes não astronómicas.

Lee e Jeng (2002) desenvolveram um modelo avançado de RNA para previsão de marés usando um registo de maré de curto prazo e considerando todas as marés (diurnas, semidiurnas e mistas). Os dados utilizados no estudo dizem respeito a três portos de Taiwan.

2.4. Wavelet-RNA combinado

Depois de dividir os dados no conjunto de treino e no conjunto de teste, esses conjuntos de dados são então alimentados para a transformação discreta de *wavelets* como entradas para obter os coeficientes DWT. Para realizar a análise de *wavelets* são seleccionadas as *wavelets*-mãe. A função da transformação de *wavelets* discreta serve para discretizar os dados de altura da maré (Hs Data) não estacionários em sub-sinais estacionários, com o objetivo de separar as propriedades periódicas. Depois de obter os coeficientes DWT, a tarefa seguinte é treinar a rede neuronal usando esses coeficientes como entrada e alvo. Uma vez que a rede é treinada neste padrão, durante a simulação ou estágio de teste, a rede fornece saída apenas como coeficientes, mas não como Hs. Para obter os Hs, os coeficientes de saída da RNA são reconstruídos usando a função *wavelet* inversa.

A Figura 2 ilustra o procedimento para o método combinado *Wavelet-RNA*.

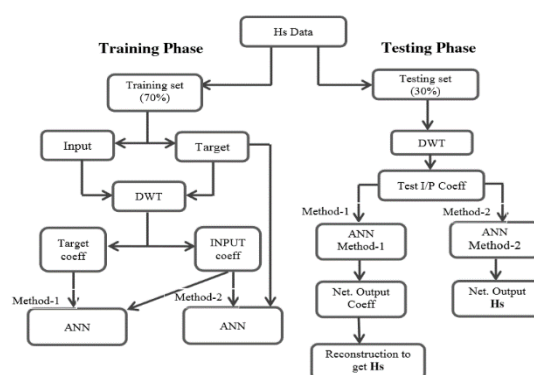


Fig. 2. Fluxograma do método combinado *Wavelet-RNA* (Prahada e Deka, 2015)

Em Chen *et al.* (2007) é apresentado um estudo, aplicado aos portos de Taiwan, com a combinação *Wavelet-RNA*. Foi desenvolvido um modelo de previsão de marés com resultados bastante satisfatórios, com séries de observações pequenas (3 meses, de janeiro a março), tendo-se obtido previsões a longo prazo (5 anos).

3. COMPARAÇÃO DOS MODELOS

As principais características dos modelos apresentados são:

Filtro de Kalman

- Aplica-se a séries temporais curtas;
- Adequado para situações de tempestade;
- Útil para previsões a curto prazo.
- Inadequado quando a série está incompleta;
- Só permite previsões a curto prazo.

Transformada Wavelet

- Aplica-se a séries temporais curtas;
- Adequado para situações de descargas de barragens;
- Permite previsões a curto e longo prazo;
- Adequado para séries incompletas;
- É um método robusto.

RNA

- Aplica-se a séries temporais curtas;
- Adequado para situações de tempestade;
- Permite previsões a curto e longo prazo;
- Adequado para séries incompletas;
- É um método robusto.

Wavelet+RNA

- Aplica-se a séries temporais muito curtas;
- Permite previsões a curto e longo prazo;
- É um método robusto.

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve por objetivo apresentar uma revisão das principais metodologias de modelação e previsão de marés que foram aplicadas numa variedade de circunstâncias.

O próximo passo será aplicar as diferentes metodologias às previsões de marés na costa portuguesa e avaliar a sua qualidade relativamente às previsões efetuadas pelo Instituto Hidrográfico.

REFERÊNCIAS

- Chen B.F., Wang H.D., Chu C. (2007). Wavelet and artificial neural network analyses of tide forecasting and supplement of tides around Taiwan and South China Sea. Elsevier, *Ocean Engineering*, 34, 2161-2175.
- Choi I.C., Mok K.M., Tam S.C. (2000). Solving harmonic sea-level model with Kalman filter: A Macau case study. *Proceedings of 1st International Symposium on Carbonate Sand Beaches*, Vol 305, 38–52.
- Cox D.T., Tissot P., Michaud P. (2002). Water level observations and short-term predictions including meteorological events for entrance of Galveston Bay, Texas, *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*, vol. 128, n. 1, pp. 21–29.
- Flinchem E.P., Jay D.A. (2000). An introduction to wavelet transform tidal analysis methods. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 51, 177–200.
- Kalman R.E. (1960). *A new approach to linear filtering and prediction problems*, *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, vol. 82, series D, pp. 35-45.
- Kisi, O. (2009). Neural networks and wavelet conjunction model for intermittent streamflow forecasting. *ASCE Journal of hydrology*, 14, 773-782.
- Lee, T.L., Jeng, D.S. (2002). Application of artificial neural networks in tide forecasting, Elsevier. *Ocean Engineering*, 29, 1003-1022.
- Lee T.L. (2004). Back-propagation neural network for long-term tidal prediction. *Ocean Engineering*, 31, 225–238.
- Lee T. L. (2006). Neural network prediction of a storm surge. *Ocean Engineering*, 33, 483-494.
- Mok, K.M.; Lai, U. H.; Hoi, K. I. (2016). Development of an adaptive Kalman filter-based storm tide forecasting model. Elsevier. *Journal Hydrodynamics*, 1029-1036.
- Prahlada, R.; Deka, P. C. (2015). *Forecasting of Time Series Significant Wave Height Using Wavelet Decomposed Neural Network*. Elsevier. *Aquatic Procedia*, 4, 540 – 547.
- Pugh, D. T. (1987). *Tides, Surges and Mean Sea Level*. Wiley, 472 pp.
- Rajae, T., Nourani, V., Kermani, M. Z., Kisi, O. (2011). River suspended sediment load prediction: Application of ANN and wavelet conjunction model. *ASCE J. Hydrologic Eng.*, 16(8).
- Tsai C.P., Lee T.L. (1999). Back-propagation neural network in tidal level forecasting. *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering* (ASCE), 12, 195–202.
- Welch, G.; Bishop, G. (2016). *An introduction to the Kalman Filter*, TR 95-041 Department of Computer Science University of North Carolina at Chapel Hill.
- Zhou, H-C., Peng, Y., Liang, G-H. (2008). The research of monthly discharge predictor corrector model based on wavelet decomposition. *Water Resour Manag.* 22:217–227.